

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局



(10) 国际公布号

WO 2021/217852 A1

(43) 国际公布日

2021 年 11 月 4 日 (04.11.2021)

(51) 国际专利分类号:

G06K 9/32 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06K 9/46 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

G06T 5/00 (2006.01)

G06Q 40/08 (2012.01)

G06K 9/62 (2006.01)

(21) 国际申请号:

PCT/CN2020/098971

(22) 国际申请日:

2020 年 6 月 29 日 (29.06.2020)

(25) 申请语言:

中文

(26) 公布语言:

中文

(30) 优先权:

202010361297.X 2020年4月30日 (30.04.2020) CN

(71) 申请人: 平安科技(深圳)有限公司(PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) [CN/CN];
中国广东省深圳市福田区福田街道福

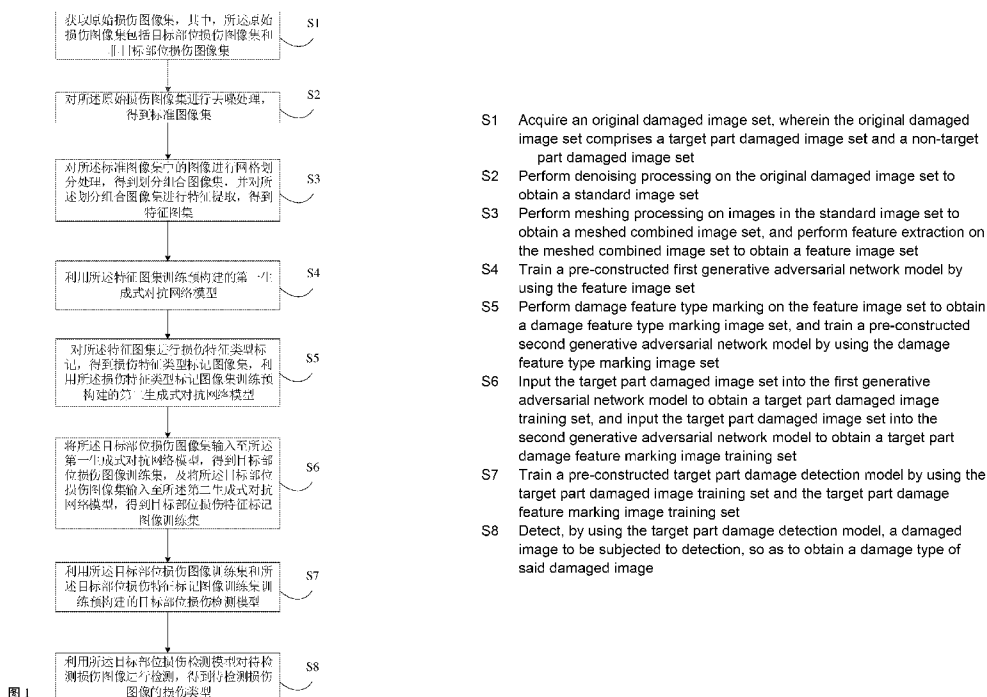
安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

(72) 发明人: 赵霄鸿(ZHAO, Xiaohong); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。 刘莉红(LIU, Lihong); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。 刘玉宇(LIU, Yuyu); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

(74) 代理人: 深圳市沃德知识产权代理事务所(普通合伙)(SHENZHEN WORLD INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY (GENERAL PARTNERSHIP)); 中国广东省深圳市福田区

(54) Title: DAMAGE DETECTION METHOD AND APPARATUS, AND ELECTRONIC DEVICE AND MEDIUM

(54) 发明名称: 损伤检测方法、装置、电子设备及介质



(57) Abstract: Disclosed is a damage detection method, comprising: acquiring an original damaged image set and denoising the original damaged image set to obtain a standard image set (S1 to S2); performing feature processing on the standard image set to obtain a feature image set (S3); training a plurality of image generation models by using the feature image set, and inputting the original damaged image set into the image generation models to obtain a damaged image training set and a damage feature marking image training set (S4 to S6); training a target part damage detection model by using the damaged image training set and the damage feature marking image

园岭街道八卦四路10号中浩大厦1528-1530
室于志光, Guangdong 518000 (CN)。

- (81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。
- (84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

- 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

training set (S7); and detecting, by using the target part damage detection model, a damaged image to be subjected to detection, so as to obtain a damage type (S8). Data for model training and detection can be stored in a blockchain. Disclosed are a damage detection apparatus, an electronic device, and a computer-readable storage medium for solving the problem of inaccurate model training caused due to damage data of a target part being insufficient.

(57) 摘要: 一种损伤检测方法, 包括: 获取原始损伤图像集并对原始损伤图像集去噪得到标准图像集 (S1-S2); 对标准图像集进行特征处理得到特征图集 (S3); 利用特征图集训练多个图像生成模型, 将原始损伤图像集输入图像生成模型, 得到损伤图像训练集及损伤特征标记图像训练集 (S4-S6); 利用损伤图像训练集和损伤特征标记图像训练集训练目标部位损伤检测模型 (S7), 并利用目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像检测, 得到损伤类型 (S8), 用于模型训练以及检测的数据可存储于区块链中, 一种损伤检测装置、电子设备以及计算机可读存储介质, 解决目标部位损伤数据过少导致的模型训练不准确的问题。

损伤检测方法、装置、电子设备及介质

本申请要求于2020年04月30日提交中国专利局、申请号为202010361297.X、发明名称为“损伤检测方法、装置、电子设备及介质”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在申请中。

技术领域

本申请涉及人工智能领域，尤其涉及一种损伤检测方法、装置、电子设备及计算机可读存储介质。

背景技术

近几年，随着计算机视觉技术和深度学习技术的发展和突破，逐渐出现了一些代替了人工作业的物体智能检测模型。然而，发明人意识到，车辆等物体损伤的检测会存在错综复杂、形态各异等特点，而且不同物体的部件类型、材质以及形状的不同，使得损伤检测也会产生各种变化，使用单一模型，很难应对各种情况的损伤。为了解决该问题，目前业内经常按物体部位进行分类，构建不同部位的检测模型。每一个部位的检测模型都需要该部位的足量的损伤数据进行模型训练。但是，现实生活中，不同部位发生损伤的可能性存在严重不平衡，例如，车辆的车顶损伤的可能性远远小于前后保险杠和车门损伤的可能性，这将导致车顶损伤的图像数据较少，进而导致车顶损伤检测模型的训练数据不足从而影响模型准确率。

发明内容

本申请提供一种损伤检测方法、装置、电子设备及计算机可读存储介质，其主要目的在于解决了目标部位损伤数据过少导致的模型训练不准确的问题。

为实现上述目的，本申请提供一种损伤检测方法，包括：

获取原始损伤图像集，其中，所述原始损伤图像集包括目标部位损伤图像集和非目标部位损伤图像集；

对所述原始损伤图像集进行去噪处理，得到标准图像集；

对所述标准图像集中的图像进行网格划分，得到划分组合图像集，并对所述划分组合图像集进行特征提取，得到特征图集；

利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型；

对所述特征图集进行损伤特征类型标记，得到损伤特征类型标记图像集，利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型；

将所述目标部位损伤图像集输入至所述第一生成式对抗网络模型，得到目标部位损伤图像训练集，及将所述目标部位损伤图像集输入至所述第二生成式对抗网络模型，得到目标部位损伤特征标记图像训练集；

利用所述目标部位损伤图像训练集和所述目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型；

利用所述目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像进行检测，得到待检测损伤图像的损伤类型。

为了解决上述问题，本申请还提供一种电子设备，所述电子设备包括：

至少一个处理器；以及，

与所述至少一个处理器通信连接的存储器；其中，

所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令,所述指令被所述至少一个处理器执行,以使所述至少一个处理器能够执行如下所述的损伤检测方法:

获取原始损伤图像集,其中,所述原始损伤图像集包括目标部位损伤图像集和非目标部位损伤图像集;

5 对所述原始损伤图像集进行去噪处理,得到标准图像集;

对所述标准图像集中的图像进行网格划分,得到划分组合图像集,并对所述划分组合图像集进行特征提取,得到特征图集;

利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型;

10 对所述特征图集进行损伤特征类型标记,得到损伤特征类型标记图像集,利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型;

将所述目标部位损伤图像集输入至所述第一生成式对抗网络模型,得到目标部位损伤图像训练集,及将所述目标部位损伤图像集输入至所述第二生成式对抗网络模型,得到目标部位损伤特征标记图像训练集;

15 利用所述目标部位损伤图像训练集和所述目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型;

利用所述目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像进行检测,得到待检测损伤图像的损伤类型。

为了解决上述问题,本申请还提供一种计算机可读存储介质,包括存储数据区和存储程序区,存储数据区存储根据区块链节点的使用所创建的数据,存储程序区存储有计算机程序,其中,所述计算机程序被处理器执行时实现如下所述的损伤检测方法:

20 获取原始损伤图像集,其中,所述原始损伤图像集包括目标部位损伤图像集和非目标部位损伤图像集;

对所述原始损伤图像集进行去噪处理,得到标准图像集;

25 对所述标准图像集中的图像进行网格划分,得到划分组合图像集,并对所述划分组合图像集进行特征提取,得到特征图集;

利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型;

对所述特征图集进行损伤特征类型标记,得到损伤特征类型标记图像集,利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型;

30 将所述目标部位损伤图像集输入至所述第一生成式对抗网络模型,得到目标部位损伤图像训练集,及将所述目标部位损伤图像集输入至所述第二生成式对抗网络模型,得到目标部位损伤特征标记图像训练集;

利用所述目标部位损伤图像训练集和所述目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型;

35 利用所述目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像进行检测,得到待检测损伤图像的损伤类型。

为了解决上述问题,本申请还提供一种损伤检测装置,所述装置包括:

图像去噪模块,用于获取原始损伤图像集,对所述原始损伤图像集进行去噪处理,得到标准图像集;

40 特征图集生成模块,用于对所述标准图像集中的图像进行网格划分处理,得到划分组合图像集,并对所述划分组合图像集进行特征提取,得到特征图集;

生成模型训练模块,用于利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型,对所述特征图集进行损伤特征类型标记,得到损伤特征类型标记图像集,利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型;

45 训练图像生成模块,用于将所述目标部位损伤图像集输入至所述第一生成式对抗网络模型,得到目标部位损伤图像训练集,及将所述目标部位损伤图像集输入至所述第二生成

式对抗网络模型，得到目标部位损伤特征标记图像训练集；

损伤检测模型训练模块，用于利用所述目标部位损伤图像训练集和所述目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型；

5 损伤类型检测模块，用于利用所述目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像进行检测，得到待检测损伤图像的损伤类型。

本申请实施例对原始损伤图像集进行去噪处理，得到标准图像集，去除了图像质量差的图像，降低了计算压力和模型训练的准确度；对所述标准图像集中的图像进行网格划分处理，得到划分组合图像集，并对所述划分组合图像集进行特征提取，得到特征图集，去除了非特征部位对模型训练的影响；利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型，对所述目标部位损伤图像集进行扩充，生成目标部位损伤图像训练集；对所述特征图集进行损伤特征类型标记得到损伤特征类型标记图像，利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型，生成目标部位损伤特征标记图像训练集；并利用上述扩充操作得到的目标部位损伤图像训练集和目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型，以对待识别损伤图像进行检测，得到目标部位损伤类型。因此，本申请实施例所述的损伤检测方法、装置、电子设备以及计算机可读存储介质解决了目标部位损伤数据过少导致的模型训练不准确的问题。

附图说明

图 1 为本申请一实施例提供的损伤检测方法的流程示意图；
图 2 为本申请一实施例提供的损伤检测方法的模块示意图；
图 3 为本申请一实施例提供的损伤检测方法的电子设备的内部结构示意图；
本申请目的的实现、功能特点及优点将结合实施例，参照附图做进一步说明。

具体实施方式

应当理解，此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本申请，并不用于限定本申请。

本申请提供一种损伤检测方法。参照图 1 所示，为本申请一实施例提供的损伤检测方法的流程示意图。该方法可以由一个装置执行，该装置可以由软件和/或硬件实现。

在本实施例中，损伤检测方法包括：

S1、获取原始损伤图像集，其中，所述原始损伤图像集包括目标部位损伤图像集和非目标部位损伤图像集。

本申请实施例中所述原始损伤图像集包括预设物体，如车辆的各个部位的损伤图像的集合。所述原始损伤图像集可以通过人工拍摄或者从一个损伤图像集数据库中下载得到。所述损伤图像集数据库可以是，例如保险公司的理赔数据库。

进一步地，所述原始损伤图像集包括目标部位损伤图像集和非目标部位损伤图像集。其中，所述目标部位损伤图像集为样本数据较少的部位的损伤图像集合。例如，所述原始损伤图像集为车辆不同部位的损伤图像的集合，由于车辆的车顶损伤的可能性远远小于车辆其他部位损伤的可能性，导致车顶损伤的图像数据较少，所以可以以车顶损伤的图像集合为目标部位损伤图像集，车辆除车顶外其他部位的损伤图像集合为非目标部位损伤图像集。本申请实施例可以利用所述非目标部位损伤图像集生成多个目标部位损伤图像，从而扩充所述目标部位损伤图像集。

S2、对所述原始损伤图像集进行去噪处理，得到标准图像集。

本申请其中一个实施例中，所述原始损伤图像集中的图像可能会由于拍摄人员的水平以及现场环境等的影响，导致拍摄出来的图像质量受到一定的影响，如图像较暗，图像模糊等，因此，本申请实施例需要对所原始损伤图像集进行去噪处理，过滤掉质量差的图像。

较佳地，本申请实施例利用图像噪声估计算法对所述原始损伤图像集进行去噪处理，得到标准图像集。其中，所述图像噪声估计算法通过两个噪声统计器组成的卷积核对所述

原始损伤图像集进行卷积操作，过滤掉所述原始损伤图像集中质量差的图像。其中，所述噪声统计器是预设的初始卷积核。

详细地，所述图像噪声估计算法包括：

将预构建的两个噪声统计器的差值乘以预设的倍数组成卷积核；

5 利用所述卷积核对所述原始损伤图像集中的每个图像进行卷积操作，得到图像噪声值；
将所述原始损伤图像集中图像噪声值大于预设门限值的图像删除，得到所述标准图像集。

例如：两个噪声统计器分别为 L_1 和 L_2 ，预设的倍数为2，则所述卷积核为 $N = 2(L_2 - L_1)$ 。

10 进一步地，本申请实施例利用所述卷积核对所述原始损伤图像集中的图像执行如下卷积操作得到图像噪声值 σ_n ：

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \frac{1}{6(W-2)(H-2)} \sum_{\text{imageI}} |I(x,y) * N|$$

其中 W, H 分别为所述原始损伤图像集中图像的宽和高， imageI 为所述原始损伤图像集中第 I 个图像， $I(x,y)$ 为第 I 个图像的像素坐标， N 表示所述卷积核。

15 本申请实施例将计算得到的所述图像噪声值 σ_n 与一个预设门限值进行比较，以确定保留该图像或者删除该图像。

例如，设门限值为 C ，则：

$$\begin{cases} \sigma_n \geq C, & \text{删除该图像} \\ \sigma_n < C, & \text{保留该图像} \end{cases}$$

通过上述去噪处理，本申请实施例可以筛选出所述原始损伤图像集中的清晰图像，得到标准图像集。

20 S3、对所述标准图像集中的图像进行网格划分，得到划分组合图像集，并对所述划分组合图像集进行特征提取，得到特征图集。

本申请实施例中所述网格划分处理是指把一张图像分成多个网格。

详细地，本申请实施例中所述划分可以采用尺度维度 M_i 和横宽比维度 M_j 对所述标准图像集中的图像进行网格划分。所述尺度维度 M_i 为按照网格的个数 M_i 对所述标准图像集中的图像进行网格划分，其中， $M_i = r * l$ ， i 为尺度类型， r 为网格的列数， l 为网格的行数。所述横宽比维度 M_j 为按照网格的宽度与高度的比值 M_j 对所述标准图像集中的图像进行网格划分，其中， $M_j = k/g$ ， j 为横宽比的类型， k 为网格的宽， g 为网格的高。本申请实施例选择一种尺度类型和一种横宽比类型的组合 S （ $S = \{M_i, M_j\}$ ）对所述标准图像集中的图像进行网格划分处理，得到一组划分组合图像集。例如：选择 $M_i=256$ ， $M_j=1$ 的划分组合，将所述标准图像集中的图像划分为256个网格，网格横宽比为1。因此，根据 M_i ， M_j 的不同类型的组合方式，本申请实施例可以得到 $i * j$ 组不同的划分组合图像集。

30 本申请其中一个优选实施例可以选用 $i=3$ ， $j=3$ ，即三种尺度类型以及3种横宽比类型对所述标准图像集中的图像进行网格划分处理。其中，所述三种尺度类型分别是： $M_i=256$ ，代表将图像划分为256个网格； $M_i=160$ ，代表将图像划分为160个网格； $M_i=96$ ，代表将图像划分为96个网格。同时，所述三种横宽比类型分别是： $M_j=0.5$ 、 $M_j=1$ 、 $M_j=2$ 。在 $i=3$ ， $j=3$ 的情况下，共得到9组不同的划分组合的图像。

进一步地，本申请实施例可以利用已知的区域候选网络技术（RPN，Region Proposal Networks）对所述组合图像进行特征提取，得到特征图集。

S4、利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型。

本领域技术人员应该了解,所述生成式对抗网络模型分为判别网络和生成网络两个部分。在训练过程中,所述生成网络用来生成图像,所述判别网络用来判断生成网络生成的图像的真实概率,当所述生成网络的真实概率达到预设阈值时,根据此时的生成网络得到一个生成模型,用来生成图像。

5 较佳地,本申请实施例所述第一生成式对抗网络模型为目标部位损伤图像的生成式对抗网络模型。

详细地,所述训练预构建的第一生成式对抗网络模型,包括:

S40、对所述特征图集进行分类组合,得到目标部位特征图扩展组合和非目标部位特征图扩展组合。

10 详细地,本申请实施例将所述非目标部位特征图两两组合为非目标部位特征图扩展组合,将任一目标部位特征图与任一非目标部位特征图组合为目标部位特征图扩展组合。例如: $G_{s1} = \{(g_s, g_s)\}$, $G_{s2} = \{(g_s, g_t)\}$, 其中 g_s 为非目标部位特征图, g_t 为目标部位特征图, G_{s1} 表示非目标部位特征图扩展组合, G_{s2} 表示目标部位特征图扩展组合。

S41、将所述特征图集按照尺度维度 M_i 进行分类,得到不同划分尺度的特征图 $F(M_i)$ 。

15 S42、根据所述特征图集 $F(M_i)$ 、所述目标部位特征图扩展组合及所述非目标部位特征图扩展组合构建特征图损伤函数,利用所述特征图损伤函数对所述第一生成式对抗网络模型进行训练,得到所述第一生成式对抗网络模型的图像损伤值。

其中,所述特征图损伤函数为:

$$L_{X_{sd}} = -E_{x \sim G_{s1}} [\log D^X(f(M_i))] - E_{x \sim G_{s2}} [1 - \log D^X(Z_s)]$$

20 其中, $L_{X_{sd}}$ 代表不同尺度维度的特征图损失值, $f(M_i)$ 为尺度为 M_i 的特征图集 $F(M_i)$ 中的图像, Z_s 为所述第一生成式对抗网络模型中生成网络生成的特征图像, D^X 表示第一生成式对抗网络模型中的判别网络判断图像真实概率的函数, $E_{x \sim G_{s1}}$ 表示非目标部位特征图扩展组合的期望, $E_{x \sim G_{s2}}$ 表示目标部位特征图扩展组合的期望。

本申请实施例根据计算得到的不同尺度维度的特征图损伤值,得到所述第一生成式对抗网络模型的图像损伤值:

$$L = L_{M_1} + L_{M_2} + L_{M_3} + \dots + L_{M_i}$$

25 其中, L 表示所述图像损伤值, L_{M_i} 为尺度维度为 M_i 的特征图损伤值, i 为尺度类型。

S43、当所述计算出来的损伤值小于第一预设阈值时,所述第一生成式对抗网络模型完成训练。其中,所述第一预设阈值可以根据对所述第一生成式对抗网络模型的精度要求设定不同的值。

30 S5、对所述特征图集进行损伤特征类型标记,得到损伤特征类型标记图像集,利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型。

35 详细地,本申请实施例可以利用已知的感兴趣区域池化(RoI Pooling, Region of Interest Pooling)技术对所述特征图集进行损伤特征类型标记得到损伤特征类型标记图像集。其中,所述损伤特征类型标记图像集中包括:非目标部位的损伤特征类型标记图像和目标部位的损伤特征类型标记图像。

上述第一生成式对抗网络模型可以生成目标部位损伤图像,但是所述目标部位损伤图像并不知道其中的损伤类型,本申请实施例中所述第二生成式对抗网络模型可以生成具有损伤特征类型标记的损伤图像。其中,所述损伤特征类型可以包括:刮擦、划痕、凹陷、缺失、破裂、褶皱和死褶等。

40 较佳地,本申请实施例所述第二生成式对抗网络模型为目标部位的损伤特征类型标记图像的生成式对抗网络模型。

详细地,所述利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型,包括:

S50、对损伤特征类型标记图像集进行分类组合,得到目标部位特征类型标记扩展组

合和非目标部位特征类型标记扩展组合。

详细地,本申请实施例将任一非目标部位的损伤特征类型标记图像和任一目标部位的损伤特征类型标记图像组合得到目标部位特征类型标记扩展组合,将非目标部位的损伤特征类型标记图像两两组合得到非目标部位特征类型标记扩展组合。例如: $N_{i1} = \{(n_{is}, n_{it})\}$,
 $N_{i2} = \{(n_{is}, n_{it})\}$, 其中 n_{is} 为非目标部位的损伤特征类型标记图像, n_{it} 为目标部位的损伤特征类型标记图像, N_{i1} 表示非目标部位特征类型标记扩展组合, N_{i2} 表示目标部位特征类型标记扩展组合。

S51、根据所述损伤特征类型标记图像集、所述目标部位特征类型标记扩展组合和非目标部位特征类型标记扩展组合,构建实例损伤函数对第二生成式对抗网络模型进行训练,得到所述第二生成式对抗网络模型的实例损失值。

其中,所述实例损失函数为:

$$L_{ins_{sd}} = -E_{x \sim N_{i1}}[\log D^{ins}(Z_x)] - E_{x \sim N_{i2}}[1 - \log D^{ins}(Z_y)]$$

其中, $L_{ins_{sd}}$ 表示所述实例损失值, Z_y 表示所述第二生成式对抗网络模型中生成网络生成的特征图像, D^{ins} 表示第二生成式对抗网络模型中的判别网络判断图像真实概率的函数, Z_x 表示损伤特征类型标记图像; $E_{x \sim N_{i1}}$ 表示非目标部位特征扩展组合期望, $E_{x \sim N_{i2}}$ 表示目标部位特征扩展组合期望。

S53,当所述计算出来的实例损失值小于第二预设阈值时,所述第二生成式对抗网络模型完成训练。其中,所述第二预设阈值可以根据对所述第二生成式对抗网络模型的精度要求设定不同的值。

S6、将所述目标部位损伤图像集输入至所述第一生成式对抗网络模型得到目标部位损伤图像训练集,及将所述目标部位损伤图像集输入至所述第二生成式对抗网络模型得到目标部位损伤特征标记图像训练集。

S7、利用所述目标部位损伤图像训练集和所述目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型。

较佳地,所述目标部位损伤检测模型可以通过卷积神经网络进行构建。本申请实施例将所述目标部位损伤图像训练集作为训练集,将目标部位损伤特征标记图像训练集作为标签集,构建规范损失函数对所述目标部位损伤检测模型进行训练。

其中,所述规范损失函数公式如下:

$$L_{reg} = E_{x_s \sim x_s} \frac{1}{wh} \|f_s(x_s) - f_t(x_t)\|_2^2$$

其中, L_{reg} 表示规范损失值, f_s , f_t 分别代表特征提取函数, w 和 h 分别为输入图像的宽和高, x_s 、 x_t 分别表示目标部位损伤图像训练集中的图像和目标部位损伤特征标记图像训练集中的图像, $E_{x_s \sim x_s}$ 表示目标部位损伤图像训练集的期望。

本申请实施例中,当所述规范损失值小于第三预设阈值时,完成所述目标部位损伤检测模型的训练。其中,所述第三预设阈值可以根据对所述目标部位损伤检测模型的精度要求设定不同的值。

S8、利用所述目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像进行检测,得到待检测损伤图像的损伤类型。

本申请其中一个实施例中,用于所述目标部位损伤检测模型的训练数据以及检测数据可以存储于区块链中。

本申请实施例对原始损伤图像集进行去噪处理,得到标准图像集,去除了图像质量差的图像,降低了计算压力和模型训练的准确度;对所述标准图像集中的图像进行网格划分处理,得到划分组合图像集,并对所述划分组合图像集进行特征提取,得到特征图集,去除了非特征部位对模型训练的影响;利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型,对所述目标部位损伤图像集进行扩充,生成目标部位损伤图像训练集;对所述特征

图集进行损伤特征类型标记得到损伤特征类型标记图像集，利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型，生成目标部位损伤特征标记图像训练集；并利用上述扩充操作得到的目标部位损伤图像训练集和目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型，以对待识别损伤图像进行检测，得到目标部位损伤类型。经过上述步骤得到的模型训练算法，解决了目标部位损伤数据过少导致的模型训练不准确的问题。

如图 2 所示，是本申请损伤检测装置的功能模块图。

本申请的损伤检测装置 100 可以安装于电子设备中。根据实现的功能，所述装置可以包括图像去噪模块 101、特征图集生成模块 102、生成模型训练模块 103、训练图像生成模块 104、损伤检测模型训练模块 105 及损伤类型检测模块 106。本发所述模块也可以称之为单元，是指一种能够被电子设备处理器所执行，并且能够完成固定功能的一系列计算机程序段，其存储在电子设备的存储器中。

在本实施例中，关于各模块/单元的功能如下：

所述图像去噪模块 101，用于获取原始损伤图像集，对所述原始损伤图像集进行去噪处理，得到标准图像集。

本申请实施例中，所述原始损伤图像集包括目标部位损伤图像集和非目标部位损伤图像集。

本申请实施例中所述原始损伤图像集包括预设物体，如车辆的各个部位的损伤图像的集合。所述原始损伤图像集可以通过人工拍摄或者从一个损伤图像集数据库中下载得到。所述损伤图像集数据库可以是，例如保险公司的理赔数据库。

进一步地，所述原始损伤图像集包括目标部位损伤图像集和非目标部位损伤图像集。其中，所述目标部位损伤图像集为样本数据较少的部位的损伤图像集合。例如，所述原始损伤图像集为车辆不同部位的损伤图像的集合，由于车辆的车顶损伤的可能性远远小于车辆其他部位损伤的可能性，导致车顶损伤的图像数据较少，所以可以以车顶损伤的图像集合为目标部位损伤图像集，车辆除车顶外其他部位的损伤图像集合为非目标部位损伤图像集。本申请实施例可以利用所述非目标部位损伤图像集生成多个目标部位损伤图像，从而扩充所述目标部位损伤图像集。

本申请其中一个实施例中，所述原始损伤图像集中的图像可能会由于拍摄人员的水平以及现场环境等的影响，导致拍摄出来的图像质量受到一定的影响，如图像较暗，图像模糊等，因此，本申请实施例需要对所原始损伤图像集进行去噪处理，过滤掉质量差的图像。

较佳地，本申请实施例利用图像噪声估计算法对所述原始损伤图像集进行去噪处理，得到标准图像集。其中，所述图像噪声估计算法通过两个噪声统计器组成的卷积核对所述原始损伤图像集进行卷积操作，过滤掉所述原始损伤图像集中质量差的图像。其中，所述噪声统计器是预设的初始卷积核。

详细地，所述图像噪声估计算法包括：

将预构建的两个噪声统计器的差值乘以预设的倍数组成卷积核；

利用所述卷积核对所述原始损伤图像集中的每个图像进行卷积操作，得到图像噪声值；

将所述原始损伤图像集中图像噪声值大于预设门限值的图像删除，得到所述标准图像集。

例如：两个噪声统计器分别为 L_1 和 L_2 ，预设的倍数为 2，则所述卷积核为 $N = 2(L_2 - L_1)$ 。

进一步地，本申请实施例利用所述卷积核对所述原始损伤图像集中的图像执行如下卷积操作得到图像噪声值 σ_n ：

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{\pi}{2} \frac{1}{6(W-2)(H-2)} \sum_{\text{imageI}} |I(x,y) * N|}$$

其中 W, H 分别为所述原始损伤图像集中图像的宽和高, imageI 为所述原始损伤图像集中第 I 个图像, $I(x,y)$ 为第 I 个图像的像素坐标, N 表示所述卷积核。

本申请实施例将计算得到的所述图像噪声值 σ_n 与一个预设门限值进行比较, 以确定保留该图像或者删除该图像。

5 例如, 设门限值为 C , 则:

$$\begin{cases} \sigma_n \geq C, & \text{删除该图像} \\ \sigma_n < C, & \text{保留该图像} \end{cases}$$

通过上述去噪处理, 本申请实施例可以筛选出所述原始损伤图像集中的清晰图像, 得到标准图像集。

所述特征图集生成模块 102, 用于对所述标准图像集中的图像进行网格划分, 得到划分组合图像集, 并对所述划分组合图像集进行特征提取, 得到特征图集。

10 本申请实施例中所述网格划分处理是指把一张图像分成多个网格。

详细地, 本申请实施例中所述划分可以采用尺度维度 M_i 和横宽比维度 M_j 对所述标准图像集中的图像进行网格划分。所述尺度维度 M_i 为按照网格的个数 M_i 对所述标准图像集中的图像进行网格划分, 其中, $M_i = r * l$, i 为尺度类型, r 为网格的列数, l 为网格的行数。所述横宽比维度 M_j 为按照网格的宽度与高度的比值 M_j 对所述标准图像集中的图像进行网格划分, 其中, $M_j = k/g$, j 为横宽比的类型, k 为网格的宽, g 为网格的高。本申请实施例选择一种尺度类型和一种横宽比类型的组合 S ($S = \{M_i, M_j\}$) 对所述标准图像集中的图像进行网格划分处理, 得到一组划分组合图像集。例如: 选择 $M_i=256$, $M_j=1$ 的划分组合, 将所述标准图像集中的图像划分为 256 个网格, 网格横宽比为 1。因此, 根据 M_i , M_j 的不同类型的组合方式, 本申请实施例可以得到 $i * j$ 组不同的划分组合图像集。

20 本申请其中一个优选实施例可以选用 $i=3$, $j=3$, 即三种尺度类型以及 3 种横宽比类型对所述标准图像集中的图像进行网格划分处理。其中, 所述三种尺度类型分别是: $M_i=256$, 代表将图像划分为 256 个网格; $M_i=160$, 代表将图像划分为 160 个网格; $M_i=96$, 代表将图像划分为 96 个网格。同时, 所述三种横宽比类型分别是: $M_j=0.5$ 、 $M_j=1$ 、 $M_j=2$ 。在 $i=3$, $j=3$ 的情况下, 共得到 9 组不同的划分组合的图像。

25 进一步地, 本申请实施例可以利用已知的区域候选网络技术 (RPN, Region Proposal Networks) 对所述组合图像进行特征提取, 得到特征图集。

所述生成模型训练模块 103, 用于利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型, 对所述特征图集进行损伤特征类型标记, 得到损伤特征类型标记图像集, 利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型。

30 本领域技术人员应该了解, 所述生成式对抗网络模型分为判别网络和生成网络两个部分。在训练过程中, 所述生成网络用来生成图像, 所述判别网络用来判断生成网络生成的图像的真实概率, 当所述生成网络的真实概率达到预设阈值时, 根据此时的生成网络得到一个生成模型, 用来生成图像。

35 较佳地, 本申请实施例所述第一生成式对抗网络模型为目标部位损伤图像的生成式对抗网络模型。

详细地, 所述训练预构建的第一生成式对抗网络模型, 包括:

步骤 A、对所述特征图集进行分类组合, 得到目标部位特征图扩展组合和非目标部位特征图扩展组合。

详细地, 本申请实施例将所述非目标部位特征图两两组合为非目标部位特征图扩展组

合,将任一目标部位特征图与任一非目标部位特征图组合为目标部位特征图扩展组合。例如: $G_{s1} = \{(g_s, g_s)\}$, $G_{s2} = \{(g_s, g_t)\}$, 其中 g_s 为非目标部位特征图, g_t 为目标部位特征图, G_{s1} 表示非目标部位特征图扩展组合, G_{s2} 表示目标部位特征图扩展组合。

步骤 B、将所述特征图集按照尺度维度 M_i 进行分类,得到不同划分尺度的特征图 $F(M_i)$ 。

5 步骤 C、根据所述特征图集 $F(M_i)$ 、所述目标部位特征图扩展组合及所述非目标部位特征图扩展组合构建特征图损伤函数,利用所述特征图损伤函数对所述第一生成式对抗网络模型进行训练,得到所述第一生成式对抗网络模型的图像损伤值。

其中,所述特征图损伤函数为:

$$L_{X_{sd}} = -E_{x \sim G_{s1}} [\log D^X (f(M_i))] - E_{x \sim G_{s2}} [1 - \log D^X (Z_s)]$$

10 其中, $L_{X_{sd}}$ 代表不同尺度维度的特征图损失值, $f(M_i)$ 为尺度为 M_i 的特征图集 $F(M_i)$ 中的图像, Z_s 为所述第一生成式对抗网络模型中生成网络生成的特征图像, D^X 表示第一生成式对抗网络模型中的判别网络判断图像真实概率的函数, $E_{x \sim G_{s1}}$ 表示非目标部位特征图扩展组合的期望, $E_{x \sim G_{s2}}$ 表示目标部位特征图扩展组合的期望。

本申请实施例根据计算得到的不同尺度维度的特征图损伤值,得到所述第一生成式对抗网络模型的图像损伤值:

$$15 \quad L = L_{M_1} + L_{M_2} + L_{M_3} + \dots \dots L_{M_i}$$

其中, L 表示所述图像损伤值, L_{M_i} 为尺度维度为 M_i 的特征图损伤值, i 为尺度类型。

步骤 D、当所述计算出来的损伤值小于第一预设阈值时,所述第一生成式对抗网络模型完成训练。其中,所述第一预设阈值可以根据对所述第一生成式对抗网络模型的精度要求设定不同的值。

20 进一步地,本申请实施例可以利用已知的感兴趣的区域池化(RoI Pooling, Region of Interest Pooling)技术对所述特征图集进行损伤特征类型标记得到损伤特征类型标记图像集。其中,所述损伤特征类型标记图像集中包括:非目标部位的损伤特征类型标记图像和目标部位的损伤特征类型标记图像。

上述第一生成式对抗网络模型可以生成目标部位损伤图像,但是所述目标部位损伤图像并不知道其中的损伤类型,本申请实施例中所述第二生成式对抗网络模型可以生成具有损伤特征类型标记的损伤图像。其中,所述损伤特征类型可以包括:刮擦、划痕、凹陷、缺失、破裂、褶皱和死褶等。

较佳地,本申请实施例所述第二生成式对抗网络模型为目标部位的损伤特征类型标记图像的生成式对抗网络模型。

30 详细地,所述利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型,包括:

步骤 a、对损伤特征类型标记图像集进行分类组合,得到目标部位特征类型标记扩展组合和非目标部位特征类型标记扩展组合。

35 详细地,本申请实施例将任一非目标部位的损伤特征类型标记图像和任一目标部位的损伤特征类型标记图像组合得到目标部位特征类型标记扩展组合,将非目标部位的损伤特征类型标记图像两两组合得到非目标部位特征类型标记扩展组合。例如: $N_{i1} = \{(n_{is}, n_{is})\}$, $N_{i2} = \{(n_{is}, n_{it})\}$, 其中 n_{is} 为非目标部位的损伤特征类型标记图像, n_{it} 为目标部位的损伤特征类型标记图像, N_{i1} 表示非目标部位特征类型标记扩展组合, N_{i2} 表示目标部位特征类型标记扩展组合。

40 步骤 b、根据所述损伤特征类型标记图像集、所述目标部位特征类型标记扩展组合和非目标部位特征类型标记扩展组合,构建实例损伤函数对第二生成式对抗网络模型进行训练,得到所述第二生成式对抗网络模型的实例损失值。

其中,所述实例损失函数为:

$$L_{ins_{sd}} = -E_{x \sim N_{i1}} [\log D^{ins} (Z_x)] - E_{x \sim N_{i2}} [1 - \log D^{ins} (Z_y)]$$

其中, L_{insd} 表示所述实例损失值, Z_y 表示所述第二生成式对抗网络模型中生成网络生成的特征图像, D^{ins} 表示所述第二生成式对抗网络模型中的判别网络判断图像真实概率的函数, Z_x 表示损伤特征类型标记图像; $E_{x \sim N_{i1}}$ 表示非目标部位特征扩展组合期望, $E_{x \sim N_{i2}}$ 表示目标部位特征扩展组合期望。

- 5 步骤 c, 当所述计算出来的实例损失值小于第二预设阈值时, 所述第二生成式对抗网络模型完成训练。其中, 所述第二预设阈值可以根据对所述第二生成式对抗网络模型的精度要求设定不同的值。

所述训练图像生成模块 104, 用于将所述目标部位损伤图像集输入至所述第一生成式对抗网络模型, 得到目标部位损伤图像训练集, 及将所述目标部位损伤图像集输入至所述
10 第二生成式对抗网络模型, 得到目标部位损伤特征标记图像训练集。

所述损伤检测模型训练模块 105, 用于利用所述目标部位损伤图像训练集和所述目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型。

较佳地, 所述目标部位损伤检测模型可以通过卷积神经网络进行构建。本申请实施例将所述目标部位损伤图像训练集作为训练集, 将目标部位损伤特征标记图像训练集作为标
15 签集, 构建规范损失函数对所述目标部位损伤检测模型进行训练。

其中, 所述规范损失函数公式如下:

$$L_{reg} = E_{x_s \sim x_s} \frac{1}{wh} \|f_s(x_s) - f_t(x_t)\|_2^2$$

其中, L_{reg} 表示规范损失值, f_s , f_t 分别代表特征提取函数, w 和 h 分别为输入图像的宽和高, x_s 、 x_t 分别表示目标部位损伤图像训练集中的图像和目标部位损伤特征标记图像训练集中的图像, $E_{x_s \sim x_s}$ 表示目标部位损伤图像训练集的期望。

- 20 本申请实施例中, 当所述规范损失值小于第三预设值时, 完成所述目标部位损伤检测模型的训练。其中, 所述第三预设阈值可以根据对所述目标部位损伤检测模型的精度要求设定不同的值。

所述损伤类型检测模块 106, 用于利用所述目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像进行检测, 得到待检测损伤图像的损伤类型。

- 25 本申请其中一个实施例中, 用于所述目标部位损伤检测模型的训练数据以及检测数据可以存储于区块链中。

如图 3 所示, 是本申请实现损伤检测方法的电子设备的结构示意图。

所述电子设备 1 可以包括处理器 10、存储器 11 和总线, 还可以包括存储在所述存储器 11 中并可在所述处理器 10 上运行的计算机程序, 如损伤检测程序 12。

- 30 其中, 所述存储器 11 至少包括一类型型的可读存储介质, 所述可读存储介质包括闪存、移动硬盘、多媒体卡、卡型存储器 (例如: SD 或 DX 存储器等)、磁性存储器、磁盘、光盘等。所述存储器 11 在一些实施例中可以是电子设备 1 的内部存储单元, 例如该电子设备 1 的移动硬盘。所述存储器 11 在另一些实施例中也可以是电子设备 1 的外部存储设备, 例如电子设备 1 上配备的插接式移动硬盘、智能存储卡 (Smart Media Card, SMC)、安全数字 (Secure Digital, SD) 卡、闪存卡 (Flash Card) 等。进一步地, 所述存储器 11
35 还可以既包括电子设备 1 的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器 11 不仅可以用于存储安装于电子设备 1 的应用软件及各类数据, 例如损伤检测程序的代码等, 还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

- 40 所述处理器 10 在一些实施例中可以由集成电路组成, 例如可以由单个封装的集成电路所组成, 也可以是由多个相同功能或不同功能封装的集成电路所组成, 包括一个或者多个中央处理器 (Central Processing unit, CPU)、微处理器、数字处理芯片、图形处理器及各种控制芯片的组合等。所述处理器 10 是所述电子设备的控制核心 (Control Unit), 利用各种接口和线路连接整个电子设备的各个部件, 通过运行或执行存储在所述存储器 11 内的

程序或者模块（例如损伤检测程序等），以及调用存储在所述存储器 11 内的数据，以执行电子设备 1 的各种功能和处理数据。

所述总线可以是外设部件互连标准（peripheral component interconnect，简称 PCI）总线或扩展工业标准结构（extended industry standard architecture，简称 EISA）总线等。该总线可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。所述总线被设置为实现所述存储器 11 以及至少一个处理器 10 等之间的连接通信。

图 3 仅示出了具有部件的电子设备，本领域技术人员可以理解的是，图 5 示出的结构并不构成对所述电子设备 1 的限定，可以包括比图示更少或者更多的部件，或者组合某些部件，或者不同的部件布置。

例如，尽管未示出，所述电子设备 1 还可以包括给各个部件供电的电源（比如电池），优选地，电源可以通过电源管理装置与所述至少一个处理器 10 逻辑相连，从而通过电源管理装置实现充电管理、放电管理、以及功耗管理等功能。电源还可以包括一个或一个以上的直流或交流电源、再充电装置、电源故障检测电路、电源转换器或者逆变器、电源状态指示器等任意组件。所述电子设备 1 还可以包括多种传感器、蓝牙模块、Wi-Fi 模块等，在此不再赘述。

进一步地，所述电子设备 1 还可以包括网络接口，可选地，所述网络接口可以包括有线接口和/或无线接口（如 WI-FI 接口、蓝牙接口等），通常用于在该电子设备 1 与其他电子设备之间建立通信连接。

可选地，该电子设备 1 还可以包括用户接口，用户接口可以是显示器（Display）、输入单元（比如键盘（Keyboard）），可选地，用户接口还可以是标准的有线接口、无线接口。可选地，在一些实施例中，显示器可以是 LED 显示器、液晶显示器、触控式液晶显示器以及 OLED（Organic Light-Emitting Diode，有机发光二极管）触摸器等。其中，显示器也可以适当的称为显示屏或显示单元，用于显示在电子设备 1 中处理的信息以及用于显示可视化的用户界面。

应该了解，所述实施例仅为说明之用，在专利申请范围上并不受此结构的限制。

所述电子设备 1 中的所述存储器 11 存储的损伤检测程序 12 是多个指令的组合，在所述处理器 10 中运行时，可以实现：

获取原始损伤图像集，其中，所述原始损伤图像集包括目标部位损伤图像集和非目标部位损伤图像集；

对所述原始损伤图像集进行去噪处理，得到标准图像集；

对所述标准图像集中的图像进行网格划分处理，得到划分组合图像集，并对所述划分组合图像集进行特征提取，得到特征图集；

利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型；

对所述特征图集进行损伤特征类型标记，得到损伤特征类型标记图像集，利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型；

将所述目标部位损伤图像集输入至所述第一生成式对抗网络模型，得到目标部位损伤图像训练集，及将所述目标部位损伤图像集输入至所述第二生成式对抗网络模型，得到目标部位损伤特征标记图像训练集；

利用所述目标部位损伤图像训练集和所述目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型；

利用所述目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像进行检测，得到待检测损伤图像的损伤类型。

具体地，所述处理器 10 对上述指令的具体实现方法可参考图 1 对应实施例中相关步骤的描述，在此不赘述。

进一步地，所述电子设备 1 集成的模块/单元如果以软件功能单元的形式实现并作为

独立的产品销售或使用，可以存储在一个计算机可读存储介质中。所述计算机可读存储介质可以包括：能够携带所述计算机程序代码的任何实体或装置、记录介质、U 盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器（ROM，Read-Only Memory）。所述计算机可读存储介质可以是非易失性，也可以是易失性。

进一步地，所述计算机可读存储介质可主要包括存储程序区和存储数据区，其中，存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序等；存储数据区可存储根据区块链节点的使用所创建的数据等。

在本申请所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的设备、装置和方法，可以通过其它的方式实现。例如，以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，例如，所述模块的划分，仅仅为一种逻辑功能划分，实际实现时可以有另外的划分方式。

所述作为分离部件说明的模块可以是或者也可以不是物理上分开的，作为模块显示的部件可以是或者也可以不是物理单元，即可以位于一个地方，或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。

另外，在本申请各个实施例中的各功能模块可以集成在一个处理单元中，也可以是各个单元单独物理存在，也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现，也可以采用硬件加软件功能模块的形式实现。

对于本领域技术人员而言，显然本申请不限于上述示范性实施例的细节，而且在不背离本申请的精神或基本特征的情况下，能够以其他的具体形式实现本申请。

因此，无论从哪一点来看，均应将实施例看作是示范性的，而且是非限制性的，本申请的范围由所附权利要求而不是上述说明限定，因此旨在将落在权利要求的等同要件的含义和范围内的所有变化涵括在本申请内。不应将权利要求中的任何附关联图标记视为限制所涉及的权利要求。

本申请所指区块链是分布式数据存储、点对点传输、共识机制、加密算法等计算机技术的新型应用模式。区块链(Blockchain)，本质上是一个去中心化的数据库，是一串使用密码学方法相关联产生的数据块，每一个数据块中包含了一批次网络交易的信息，用于验证其信息的有效性(防伪)和生成下一个区块。区块链可以包括区块链底层平台、平台产品服务层以及应用服务层等。

此外，显然“包括”一词不排除其他单元或步骤，单数不排除复数。系统权利要求中陈述的多个单元或装置也可以由一个单元或装置通过软件或者硬件来实现。第二等词语用来表示名称，而并不表示任何特定的顺序。

最后应说明的是，以上实施例仅用以说明本申请的技术方案而非限制，尽管参照较佳实施例对本申请进行了详细说明，本领域的普通技术人员应当理解，可以对本申请的技术方案进行修改或等同替换，而不脱离本申请技术方案的精神和范围。

权 利 要 求 书

1、一种损伤检测方法，其中，所述方法包括：

获取原始损伤图像集，其中，所述原始损伤图像集包括目标部位损伤图像集和非目标部位损伤图像集；

对所述原始损伤图像集进行去噪处理，得到标准图像集；

对所述标准图像集中的图像进行网格划分，得到划分组合图像集，并对所述划分组合图像集进行特征提取，得到特征图集；

利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型；

对所述特征图集进行损伤特征类型标记，得到损伤特征类型标记图像集，利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型；

将所述目标部位损伤图像集输入至所述第一生成式对抗网络模型，得到目标部位损伤图像训练集，及将所述目标部位损伤图像集输入至所述第二生成式对抗网络模型，得到目标部位损伤特征标记图像训练集；

利用所述目标部位损伤图像训练集和所述目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型；

利用所述目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像进行检测，得到待检测损伤图像的损伤类型。

2、如权利要求 1 所述的损伤检测方法，其中，所述对所述原始损伤图像集进行去噪处理，得到标准图像集，包括：

将预构建的两个噪声统计器的差值乘以预设的倍数组成卷积核，利用所述卷积核对所述原始损伤图像集中的每个图像进行卷积操作，得到图像噪声值；

将所述原始损伤图像集中图像噪声值大于预设门限值的图像删除，得到所述标准图像集。

3、如权利要求 2 所述的损伤检测方法，其中，所述图像噪声值的计算公式如下：

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{\pi}{2} \frac{1}{6(W-2)(H-2)} \sum_{\text{image}l} |I(x,y) * N|}$$

其中 W, H 分别为所述原始损伤图像集中图像的宽和高，imageI 为所述原始损伤图像集中第 I 个图像，I(x, y) 为第 I 个图像的像素坐标，N 表示所述卷积核。

4、如权利要求 1 所述的损伤检测方法，其中，所述对所述标准图像集中的图像进行网格划分，包括：

采用尺度维度 M_i 和横宽比维度 M_j 对所述标准图像集中的图像进行网格划分。

5、如权利要求 4 所述的损伤检测方法，其中，所述利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型，包括：

对所述特征图集进行分类组合，得到目标部位特征图扩展组合和非目标部位特征图扩展组合；

将所述特征图集根据尺度维度 M_i 进行分类，得到不同尺度维度的特征图集 $F(M_i)$ ；

根据所述特征图集 $F(M_i)$ 、所述目标部位特征图扩展组合及所述非目标部位特征图扩展组合构建特征图损伤函数，利用所述特征图损伤函数对所述第一生成式对抗网络模型进行训练，得到所述第一生成式对抗网络模型的图像损伤值；

当所述计算出来的损伤值小于第一预设阈值时，所述第一生成式对抗网络模型完成训练。

6、如权利要求 5 的损伤检测方法，其中，所述特征图损伤函数为：

$$L_{X_{sd}} = -E_{x \sim G_{s1}} [\log D^X(f(M_i))] - E_{x \sim G_{s2}} [1 - \log D^X(Z_s)]$$

其中, $L_{X_{sd}}$ 代表不同尺度维度的特征图损失值, $f(M_i)$ 为尺度为 M_i 的特征图集 $F(M_i)$ 中的图像, Z_S 为所述第一生成式对抗网络模型中生成网络生成的特征图像, D^x 表示第一生成式对抗网络模型中的判别网络判断图像真实概率的函数, $E_{x \sim G_{S1}}$ 表示非目标部位特征图扩展组合的期望, $E_{x \sim G_{S2}}$ 表示目标部位特征图扩展组合的期望。

7、如权利要求 1 至 6 中任意一项所述的损伤检测方法, 其中, 所述利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型, 包括:

对所述损伤特征类型标记图像集进行分类组合, 得到目标部位特征类型标记扩展组合和非目标部位特征类型标记扩展组合;

根据所述损伤特征类型标记图像集、所述目标部位特征类型标记扩展组合和非目标部位特征类型标记扩展组合, 构建实例损伤函数对第二生成式对抗网络模型进行训练, 得到所述第二生成式对抗网络模型的实例损失值;

当所述计算出来的实例损失值小于第二预设阈值时, 所述第二生成式对抗网络模型完成训练。

8、一种电子设备, 其中, 所述电子设备包括:

至少一个处理器; 以及,

与所述至少一个处理器通信连接的存储器; 其中,

所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令, 所述指令被所述至少一个处理器执行, 以使所述至少一个处理器能够执行如下所述的损伤检测方法:

获取原始损伤图像集, 其中, 所述原始损伤图像集包括目标部位损伤图像集和非目标部位损伤图像集;

对所述原始损伤图像集进行去噪处理, 得到标准图像集;

对所述标准图像集中的图像进行网格划分, 得到划分组合图像集, 并对所述划分组合图像集进行特征提取, 得到特征图集;

利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型;

对所述特征图集进行损伤特征类型标记, 得到损伤特征类型标记图像集, 利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型;

将所述目标部位损伤图像集输入至所述第一生成式对抗网络模型, 得到目标部位损伤图像训练集, 及将所述目标部位损伤图像集输入至所述第二生成式对抗网络模型, 得到目标部位损伤特征标记图像训练集;

利用所述目标部位损伤图像训练集和所述目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型;

利用所述目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像进行检测, 得到待检测损伤图像的损伤类型。

9、如权利要求 8 所述的电子设备, 其中, 所述对所述原始损伤图像集进行去噪处理, 得到标准图像集, 包括:

将预构建的两个噪声统计器的差值乘以预设的倍数组成卷积核, 利用所述卷积核对所述原始损伤图像集中的每个图像进行卷积操作, 得到图像噪声值;

将所述原始损伤图像集中图像噪声值大于预设门限值的图像删除, 得到所述标准图像集。

10、如权利要求 9 所述的电子设备, 其中, 所述图像噪声值的计算公式如下:

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{\pi}{2} \frac{1}{6(W-2)(H-2)} \sum_{\text{image}l} |I(x,y) * N|}$$

其中 W , H 分别为所述原始损伤图像集中图像的宽和高, $\text{image}l$ 为所述原始损伤图像集中第 l 个图像, $I(x,y)$ 为第 l 个图像的像素坐标, N 表示所述卷积核。

11、如权利要求 8 所述的电子设备，其中，所述对所述标准图像集中的图像进行网格划分，包括：

采用尺度维度 M_i 和横宽比维度 M_j 对所述标准图像集中的图像进行网格划分。

12、如权利要求 11 所述的电子设备，其中，所述利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型，包括：

对所述特征图集进行分类组合，得到目标部位特征图扩展组合和非目标部位特征图扩展组合；

将所述特征图集根据尺度维度 M_i 进行分类，得到不同尺度维度的特征图集 $F(M_i)$ ；

10 根据所述特征图集 $F(M_i)$ 、所述目标部位特征图扩展组合及所述非目标部位特征图扩展组合构建特征图损伤函数，利用所述特征图损伤函数对所述第一生成式对抗网络模型进行训练，得到所述第一生成式对抗网络模型的图像损伤值；

当所述计算出来的损伤值小于第一预设阈值时，所述第一生成式对抗网络模型完成训练。

13、如权利要求 12 的电子设备，其中，所述特征图损伤函数为：

$$L_{X_{sd}} = -E_{x \sim G_{s1}}[\log D^X(f(M_i))] - E_{x \sim G_{s2}}[1 - \log D^X(Z_s)]$$

15 其中， $L_{X_{sd}}$ 代表不同尺度维度的特征图损失值， $f(M_i)$ 为尺度为 M_i 的特征图集 $F(M_i)$ 中的图像， Z_s 为所述第一生成式对抗网络模型中生成网络生成的特征图像， D^X 表示第一生成式对抗网络模型中的判别网络判断图像真实概率的函数， $E_{x \sim G_{s1}}$ 表示非目标部位特征图扩展组合的期望， $E_{x \sim G_{s2}}$ 表示目标部位特征图扩展组合的期望。

14、一种计算机可读存储介质，其中，包括存储数据区和存储程序区，存储数据区存储根据区块链节点的使用所创建的数据，存储程序区存储有计算机程序，其中，所述计算机程序被处理器执行时实现如下所述的损伤检测方法：

获取原始损伤图像集，其中，所述原始损伤图像集包括目标部位损伤图像集和非目标部位损伤图像集；

对所述原始损伤图像集进行去噪处理，得到标准图像集；

25 对所述标准图像集中的图像进行网格划分，得到划分组合图像集，并对所述划分组合图像集进行特征提取，得到特征图集；

利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型；

对所述特征图集进行损伤特征类型标记，得到损伤特征类型标记图像集，利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型；

30 将所述目标部位损伤图像集输入至所述第一生成式对抗网络模型，得到目标部位损伤图像训练集，及将所述目标部位损伤图像集输入至所述第二生成式对抗网络模型，得到目标部位损伤特征标记图像训练集；

利用所述目标部位损伤图像训练集和所述目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型；

35 利用所述目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像进行检测，得到待检测损伤图像的损伤类型。

15、如权利要求 14 所述的计算机可读存储介质，其中，所述对所述原始损伤图像集进行去噪处理，得到标准图像集，包括：

40 将预构建的两个噪声统计器的差值乘以预设的倍数组成卷积核，利用所述卷积核对所述原始损伤图像集中的每个图像进行卷积操作，得到图像噪声值；

将所述原始损伤图像集中图像噪声值大于预设门限值的图像删除，得到所述标准图像集。

16、如权利要求 15 所述的计算机可读存储介质，其中，所述图像噪声值的计算公式如下：

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{\pi}{2} \frac{1}{6(W-2)(H-2)} \sum_{\text{imageI}} |I(x,y) * N|}$$

其中 W, H 分别为所述原始损伤图像集中图像的宽和高, imageI 为所述原始损伤图像集中第 I 个图像, I(x,y) 为第 I 个图像的像素坐标, N 表示所述卷积核。

17、如权利要求 14 所述的计算机可读存储介质, 其中, 所述对所述标准图像集中的图像进行网格划分, 包括:

5 采用尺度维度 M_i 和横宽比维度 M_j 对所述标准图像集中的图像进行网格划分。

18、如权利要求 17 所述的计算机可读存储介质, 其中, 所述利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型, 包括:

对所述特征图集进行分类组合, 得到目标部位特征图扩展组合和非目标部位特征图扩展组合;

10 将所述特征图集根据尺度维度 M_i 进行分类, 得到不同尺度维度的特征图集 $F(M_i)$;

根据所述特征图集 $F(M_i)$ 、所述目标部位特征图扩展组合及所述非目标部位特征图扩展组合构建特征图损伤函数, 利用所述特征图损伤函数对所述第一生成式对抗网络模型进行训练, 得到所述第一生成式对抗网络模型的图像损伤值;

15 当所述计算出来的损伤值小于第一预设阈值时, 所述第一生成式对抗网络模型完成训练。

19、如权利要求 18 的计算机可读存储介质, 其中, 所述特征图损伤函数为:

$$L_{X_{sd}} = -E_{x \sim G_{s1}} [\log D^X(f(M_i))] - E_{x \sim G_{s2}} [1 - \log D^X(Z_S)]$$

20 其中, $L_{X_{sd}}$ 代表不同尺度维度的特征图损失值, $f(M_i)$ 为尺度为 M_i 的特征图集 $F(M_i)$ 中的图像, Z_S 为所述第一生成式对抗网络模型中生成网络生成的特征图像, D^X 表示第一生成式对抗网络模型中的判别网络判断图像真实概率的函数, $E_{x \sim G_{s1}}$ 表示非目标部位特征图扩展组合的期望, $E_{x \sim G_{s2}}$ 表示目标部位特征图扩展组合的期望。

20、一种损伤检测装置, 其中, 所述装置包括:

图像去噪模块, 用于获取原始损伤图像集, 对所述原始损伤图像集进行去噪处理, 得到标准图像集;

25 特征图集生成模块, 用于对所述标准图像集中的图像进行网格划分处理, 得到划分组合图像集, 并对所述划分组合图像集进行特征提取, 得到特征图集;

生成模型训练模块, 用于利用所述特征图集训练预构建的第一生成式对抗网络模型, 对所述特征图集进行损伤特征类型标记, 得到损伤特征类型标记图像集, 利用所述损伤特征类型标记图像集训练预构建的第二生成式对抗网络模型;

30 训练图像生成模块, 用于将所述目标部位损伤图像集输入至所述第一生成式对抗网络模型, 得到目标部位损伤图像训练集, 及将所述目标部位损伤图像集输入至所述第二生成式对抗网络模型, 得到目标部位损伤特征标记图像训练集;

损伤检测模型训练模块, 用于利用所述目标部位损伤图像训练集和所述目标部位损伤特征标记图像训练集训练预构建的目标部位损伤检测模型;

35 损伤类型检测模块, 用于利用所述目标部位损伤检测模型对待检测损伤图像进行检测, 得到待检测损伤图像的损伤类型。

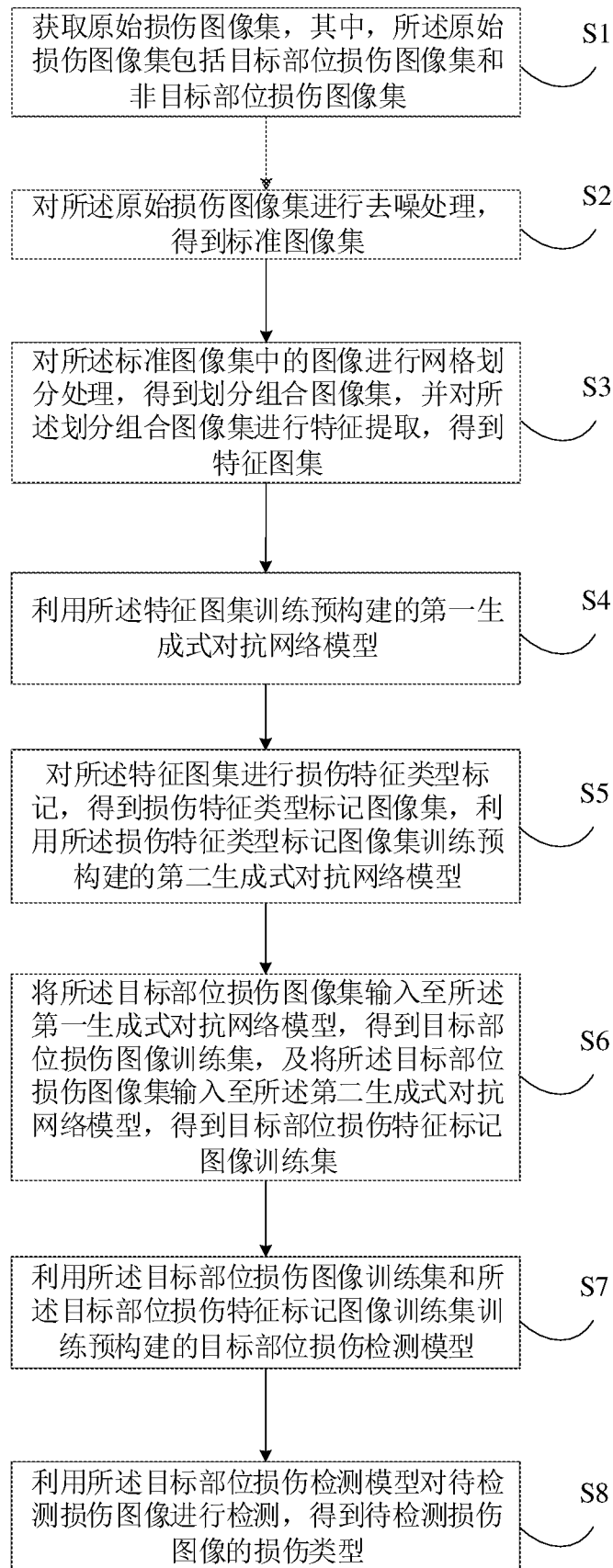


图 1



图 2



图 3

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/098971

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06K 9/32(2006.01)i; G06K 9/46(2006.01)i; G06T 5/00(2006.01)i; G06K 9/62(2006.01)i; G06N 3/04(2006.01)i; G06N 3/08(2006.01)i; G06Q 40/08(2012.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06K; G06T; G06N; G06Q

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT, CNKI, EPODOC, WPI: 损伤, 检测, 原始损伤, 图像集, 去噪, 标准图像集, 特征, 生成模型, 标记, 训练集, 检测模型, 目标部位, 对抗网络, original, damage, image, de-noising, standard, grid, division, divided, pattern, type, mark, inputting, target, generation, network, model, detect, adversarial network

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 110097543 A (NORTHEASTERN UNIVERSITY) 06 August 2019 (2019-08-06) description, paragraphs [0004]-[0046], and figures 1-2	1-20
A	CN 108802041 A (ZHEJIANG UNIVERSITY) 13 November 2018 (2018-11-13) entire document	1-20
A	CN 110880176 A (ZHEJIANG UNIVERSITY) 13 March 2020 (2020-03-13) entire document	1-20
A	CN 109741328 A (NORTHEASTERN UNIVERSITY) 10 May 2019 (2019-05-10) entire document	1-20
A	CN 110992315 A (SHANGHAI INTEGRATED CIRCUIT RESEARCH AND DEVELOPMENT CENTER LTD.) 10 April 2020 (2020-04-10) entire document	1-20
A	CN 110032931 A (ALIBABA GROUP HOLDING LIMITED) 19 July 2019 (2019-07-19) entire document	1-20
A	KR 102034248 B1 (LUNIT INC.) 18 October 2019 (2019-10-18) entire document	1-20



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

05 January 2021

Date of mailing of the international search report

27 January 2021

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2020/098971

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	110097543	A	06 August 2019	None			
CN	108802041	A	13 November 2018	None			
CN	110880176	A	13 March 2020	None			
CN	109741328	A	10 May 2019	None			
CN	110992315	A	10 April 2020	None			
CN	110032931	A	19 July 2019	None			
KR	102034248	B1	18 October 2019	US	10733733	B1	04 August 2020

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2020/098971

A. 主题的分类

G06K 9/32(2006.01)i; G06K 9/46(2006.01)i; G06T 5/00(2006.01)i; G06K 9/62(2006.01)i; G06N 3/04(2006.01)i; G06N 3/08(2006.01)i; G06Q 40/08(2012.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

G06K; G06T; G06N; G06Q

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))

CNPAT, CNKI, EPDOC, WPI: 损伤, 检测, 原始损伤, 图像集, 去噪, 标准图像集, 特征, 生成模型, 标记, 训练集, 检测模型, 目标部位, 对抗网络, original, damage, image, de-noising, standard, grid, division, divided, pattern, type, mark, inputting, target, generation, network, model, detect, adversarial network

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 110097543 A (东北大学) 2019年 8月 6日 (2019 - 08 - 06) 说明书第[0004]-[0046]段, 附图1-2	1-20
A	CN 108802041 A (浙江大学) 2018年 11月 13日 (2018 - 11 - 13) 全文	1-20
A	CN 110880176 A (浙江大学) 2020年 3月 13日 (2020 - 03 - 13) 全文	1-20
A	CN 109741328 A (东北大学) 2019年 5月 10日 (2019 - 05 - 10) 全文	1-20
A	CN 110992315 A (上海集成电路研发中心有限公司) 2020年 4月 10日 (2020 - 04 - 10) 全文	1-20
A	CN 110032931 A (阿里巴巴集团控股有限公司) 2019年 7月 19日 (2019 - 07 - 19) 全文	1-20
A	KR 102034248 B1 (LUNIT INC.) 2019年 10月 18日 (2019 - 10 - 18) 全文	1-20

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。

☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2021年 1月 5日

国际检索报告邮寄日期

2021年 1月 27日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局(ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

姚宇鹍

电话号码 86-(10)-53962564

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2020/098971

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	110097543	A	2019年 8月 6日	无	
CN	108802041	A	2018年 11月 13日	无	
CN	110880176	A	2020年 3月 13日	无	
CN	109741328	A	2019年 5月 10日	无	
CN	110992315	A	2020年 4月 10日	无	
CN	110032931	A	2019年 7月 19日	无	
KR	102034248	B1	2019年 10月 18日	US 10733733 B1	2020年 8月 4日